A Methodology for Analyzing the Impacts of Charging Station Demand on the Distribution Network

Eutran de Jesus Ramalho, and Juan Carlos Galvis Manso

***Abstract*—This article proposes a methodology to evaluate the impacts of integrating electric vehicle charging stations into a real distribution network, combining urban mobility simulation in Eclipse SUMO, real field data, and Monte Carlo simulations in OpenDSS. Charging demand is modeled probabilistically, with parameters calibrated through field surveys of taxi drivers and historical data on fast-charging station occupancy, enabling the estimation of load profiles and the identification of critical scenarios. An iterative criterion for sizing fast-charging stations based on occupancy rates is also proposed, with economic viability validated by financial indicators (NPV, IRR, and payback). Results show that the system supports initial levels of electrification; however, high penetration rates cause voltage drops in the low-voltage network, transformer overloading, and increased losses, particularly during peak hours. A sensitivity analysis indicates that shifting the start of slow charging to after 9 PM or the early morning hours, or transitioning vehicles from slow to fast charging, significantly reduces impacts on the grid.**

Link to graphical and video abstracts, and to code:
https://latamt.ieeer9.org/index.php/transactions/article/view/10775

***Index Terms*—Electric Vehicles, Charging Stations, Distribution Networks, Monte Carlo Simulation, Power Flow Analysis, OpenDSS, Eclipse SUMO.**

I. Introdução

A Transição energética global não é mais uma previsão futurista, mas uma realidade acelerada e irreversível. Enquanto a sociedade busca descarbonizar o setor de transportes, historicamente um dos maiores responsáveis pelas emissões de gases de efeito estufa, a mobilidade elétrica emerge como fator central dessa mudança. Em 2024, o mercado global ultrapassou 17 milhões de veículos elétricos (VEs) vendidos, um crescimento superior a 25% em relação ao ano anterior, impulsionado sobretudo pela China [1].

Essa adoção acelerada concentra a demanda de recarga em janelas de tempo específicas, sobretudo ao final do dia, quando os motoristas retornam às residências, podendo levar redes pouco preparadas ao limite operacional. Diversos trabalhos avaliaram esses impactos técnicos, com ênfase em quedas de tensão, perdas e sobrecarga de transformadores [2]–[5], além de efeitos sobre a qualidade da energia, como distorções harmônicas e desequilíbrios de tensão entre fases [6]–[8]. Como estratégia de mitigação, outros estudos propuseram a integração de fontes renováveis e sistemas de armazenamento de energia [2], [9].

Nessa linha, [10] analisou o efeito da recarga não controlada sobre um transformador real no Equador, propondo gerenciamento via meta-heurísticas (EPSO e COBYLA) para mitigar sobrecargas e distorções harmônicas, porém, restrito a um único equipamento. Em [3], demonstrou-se, em um sistema IEEE de 33 barras, que o posicionamento das estações é mais determinante para as perdas do que sua capacidade instalada, mas assumindo operação simultânea e constante em potência máxima, sem a variabilidade temporal do comportamento dos usuários. De forma semelhante, [4] avaliou o impacto de ônibus elétricos sobre a rede a partir de um cronograma fixo de recargas, propondo geração distribuída via PSO como medida corretiva, também sem representar a aleatoriedade da demanda.

Para lidar com essa incerteza, alguns autores adotaram simulações de Monte Carlo. Em [11], modelou-se estocasticamente o horário e a duração da recarga em um sistema IEEE de 33 barras, enquanto [12] sorteou aleatoriamente as barras de conexão e a potência de carregamento (até 50 kW per capita). Ambos evidenciaram quedas de tensão para 0,65–0,85 p.u. e elevação expressiva das perdas com a penetração de VEs. Em [13], acoplou-se um modelo de tráfego baseado em cadeia de viagens e no algoritmo de Dijkstra à análise de estabilidade de tensão via Fluxo de Potência Continuado. Já [14] propôs simulação em série temporal com OpenDSS aplicada a um alimentador brasileiro real, introduzindo a taxa de ocupação dos eletropostos, porém com dados genéricos da literatura para estimar o consumo energético dos VEs. Apesar desses avanços, tais estudos permanecem limitados por representar a mobilidade dos VEs via distribuições estatísticas genéricas, sem vínculo com a topologia viária real, ou por serem aplicados a sistemas de teste IEEE [3], [4], [6], [7], [11]–[13], [15], em vez de redes efetivamente operadas por concessionárias.

Buscando maior aderência à realidade operacional, [5] avaliou os impactos da recarga em um alimentador real com armazenamento de energia como suporte à demanda, com maiores impactos na rede de baixa tensão. Contudo, a inserção dos carregadores é aleatória, sem Monte Carlo, e cada carregador rápido é associado a um único VE durante toda a simulação. O estudo [15] integrou simulação de tráfego e análise elétrica via ferramenta EV2GI (SUMO + OpenDSS + MATLAB) para seis estações em Barranquilla, mas, na

The associate editor coordinating the review of this manuscript and approving it for publication was Gabriel Pinto (*Corresponding author: Juan Carlos Galvis Manso).*

E. de J. Ramalho, and Juan Carlos Galvis Manso are with the Department of Electrical Engineering, Universidade Federal de Ouro Preto, Minas Gerais, Brazil (e-mails: eutran.ramalho@aluno.ufop.edu.br, and juancgalvis@ufop.edu.br).

ausência da rede real da cidade, sobrepôs o sistema IEEE 34 barras à malha urbana com abordagem determinística. Estudos com dados reais de medição, como [16] (mais de 19 mil eventos de recarga em campus universitário) e [17] (violações de ampacidade em redes residenciais dos EUA sob recarga simultânea no pico), reforçam a forte variação dos padrões de carregamento conforme contexto e horário, mas sem simulação de mobilidade nem tratamento probabilístico da demanda.

Diante desse cenário, este trabalho propõe uma metodologia que integra dados de uma rede elétrica de distribuição real com análise de mobilidade baseada em tráfego urbano georreferenciado. Para VEs de uso privado, as distâncias percorridas são estimadas no Eclipse SUMO, considerando a topologia viária real da região. Já para táxis elétricos, a distância média diária é obtida por pesquisa com motoristas locais. Os padrões de utilização dos eletropostos rápidos são caracterizados a partir de dados históricos de ocupação do aplicativo Tupi Recarga. Essas informações são integradas ao *OpenDSS* via simulações de Monte Carlo, quantificando os riscos de sobrecarga e perdas técnicas em um sistema de distribuição real.

Como contribuições, este artigo destaca seis aspectos: (i) uso do *SUMO* para estimar as distâncias médias diárias percorridas por VEs, refinando a demanda de recarga; (ii) representação conjunta de VEs de uso público (táxis) e particular, diferentemente da maioria das referências, restritas a veículos de passeio; (iii) uso de Monte Carlo para analisar casos extremos, favoráveis e críticos, da rede; (iv) determinação da quantidade ideal de eletropostos rápidos por controle iterativo baseado em faixas de taxa de ocupação, considerando a viabilidade econômica; (v) um algoritmo de balanceamento de potência para eletropostos rápidos, que distribui proporcionalmente a potência disponível entre veículos conectados conforme entradas e saídas durante o carregamento; e (vi) incorporação de dados reais de campo, representando o comportamento da região de estudo.

II. Modelagem do Processo de Recarga e Ferramentas Computacionais

Esta seção apresenta os tipos de eletropostos e a modelagem do processo de recarga dos VEs, a ferramenta *Eclipse SUMO*, usada para obter a distância média percorrida e subsidiar a estimativa do consumo energético, e o *OpenDSS*, usado na simulação do fluxo de potência.

A. Tipos de Eletropostos

Os eletropostos podem ser classificados em três tipos de acordo com a forma de carregamento: lento (EL), semirrápido (ES) e rápido (ER) [18]. Neste trabalho, EL e ES atendem aos VEs de uso particular, enquanto o ER atende aos de uso público, como os táxis.

O EL opera com potências de 3,7 kW em instalações monofásicas ou bifásicas e 7,4 kW em trifásicas, proporcionando um tempo de carregamento típico entre 6 e 8 horas, podendo variar conforme a capacidade da bateria do VE. Já o ES utiliza uma estação dedicada (wallbox), oferecendo maior segurança e potências de até 7,4 kW em sistemas monofásicos e 22 kW em trifásicos, reduzindo o tempo de recarga para cerca de 3 a 4 horas. Por fim, o ER se diferencia pelo fornecimento em corrente contínua (CC), alimentando diretamente a bateria do veículo, com potências que partem de aproximadamente 50 kW e podem ultrapassar 350 kW, permitindo recuperar até 80% da carga em cerca de 30 minutos.

B. Modelagem Probabilística da Demanda de Recarga de VEs

No processo de recarga de VEs, tanto o horário de início quanto a duração da recarga dependem diretamente do comportamento dos usuários, o qual é aleatório. Por esse motivo, na modelagem desses parâmetros, adotam-se funções densidade de probabilidade (PDFs) [5], [14].

1) Início de Recarga: Para representar a aleatoriedade do instante de início de recarga, considerando que cada tipo de eletroposto apresenta um comportamento distinto, a distribuição probabilística gaussiana, também conhecida como distribuição normal, é utilizada para esse caso [5]. A distribuição normal descreve como uma faixa de valores contínuos se distribui em torno de uma média (μ), com a dispersão definida pelo desvio-padrão (σ), sendo matematicamente representada por:

$$f(x \mid \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\, e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \tag{1}$$

Partindo do pressuposto de que os ELs são utilizados predominantemente ao final do dia, período em que as pessoas normalmente retornam do trabalho, adota-se uma hora média de início de recarga de 18:00 horas, com desvio-padrão de 3 horas. De forma semelhante, para os ESs considera-se uma hora média de 15:00 horas (horário arbitrado com base em [5]), mantendo-se o mesmo desvio-padrão, uma vez que esse tipo de carregamento é comumente utilizado em shoppings, supermercados e áreas de lazer, nos quais as pessoas permanecem tempo suficiente para recuperar boa parte da autonomia dos VEs.

Por fim, para os ERs, os horários de início de recarga foram estimados a partir de dados históricos de ocupação obtidos pelo aplicativo Tupi Recarga, cuja análise identificou dois períodos predominantes de utilização: um pico diurno, com hora média de 12,2 horas e desvio-padrão de 3,8 horas, e um pico noturno, com hora média de 21,0 horas e desvio-padrão de 2,4 horas. Essa recarga rápida está associada a VEs submetidos a maiores distâncias percorridas ao longo do dia, como os táxis, que demandam recargas em intervalos menores para manter a operação.

2) Duração de Recarga: Após a conexão do VE à rede elétrica, o próximo parâmetro a definir é a duração da recarga, a qual está diretamente relacionada ao Estado de Carga (SoC, do inglês *State of Charge*), que depende da distância percorrida pelo VE. Assim como em [14], outros trabalhos na literatura utilizaram uma função densidade de probabilidade (PDF) do tipo distribuição normal (Equação 1) para modelar a distância percorrida "m" ao longo dia, e dessa forma estimar o SoC inicial por:

$$SoC_i = \begin{cases} \frac{R-m}{R}, & 0 \le m \le R \\ 0, & m > R \end{cases} \tag{2}$$

em que R é a autonomia do VE.

Por fim, a duração de recarga é estimada por:

$$D = \frac{C(SoC_{max} - SoC_i) + 2C(1 - SoC_{max})}{P} \quad (3)$$

em que SoC_{max} é o estado de carga no qual o carregador reduz a potência fornecida a bateria, SoC_i é o SoC no início da recarga, C é a capacidade da bateria em kWh e P é a potência do carregador [14].

A Equação 3 é aplicável apenas a ELs e ESs, pois parte do pressuposto de que cada ponto de recarga atende um único VE por vez, de modo que toda a potência nominal do carregador é dedicada exclusivamente a esse veículo.

Entretanto, a Equação 3 não é válida para ERs, uma vez que estes podem atender múltiplos VEs simultaneamente, compartilhando uma potência total limitada do posto entre diferentes conectores. Nessa situação, a potência entregue a cada veículo não é fixa nem necessariamente igual, dependendo tanto da potência máxima solicitada por cada VE quanto da potência total disponível no eletroposto.

Dessa forma, a demanda de potência de eletropostos rápidos é estimada por meio de uma simulação temporal discreta, com resolução de um minuto, na qual são modelados: a chegada estocástica dos VEs (Equação 1), o estado inicial de carga (Equação 2), a ocupação dos conectores e o processo de balanceamento de potência (Equações 4 e 5) quando há mais de um VE carregando simultaneamente em um mesmo posto.

A ideia central do modelo consiste na aplicação de um fator de balanço de potência (Fig. 1), responsável por garantir que a soma das potências efetivamente fornecidas aos VEs não ultrapasse a potência nominal do eletroposto. Inicialmente, cada VE solicita sua potência máxima admissível, caso a soma dessas potências exceda a capacidade do posto, todas as potências são reduzidas proporcionalmente.

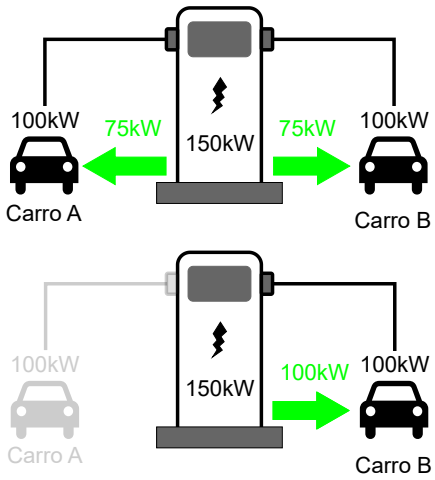


Fig. 1. Representação do fator de balanço de potência em eletropostos rápidos.

O fator de balanço de potência é definido por:

$$f_b = \min\left(1,\ \frac{P_{\text{posto}}}{\sum_{i=1}^{N} P_i^{\text{req}}}\right) \quad (4)$$

em que P_{posto} é a potência máxima disponível no eletroposto, P_i^{req} é a potência máxima solicitada pelo i-ésimo VE e N é o número de VEs carregando simultaneamente no eletroposto.

Assim, a potência efetivamente entregue a cada veículo é dada por:

$$P_i^{\text{real}} = f_b \cdot P_i^{\text{req}} \quad (5)$$

A principal vantagem desse algoritmo em relação à Equação 3 é atualizar a potência de recarga ao longo de toda a simulação. Por exemplo, se dois VEs carregam simultaneamente, ambos podem operar abaixo de suas potências máximas, quando um deles finaliza a recarga, a potência remanescente é redistribuída automaticamente ao veículo ainda conectado, que pode passar a operar em potência mais elevada ou máxima, conforme a Fig. 1. Esse mecanismo reduz o tempo restante de carregamento e aproxima o modelo do funcionamento real dessas estações.

Essa atualização também permite estimar com mais precisão a taxa de ocupação do eletroposto. Ao se utilizar apenas a Equação 3, a potência permanece constante durante toda a sessão, mesmo após a liberação de capacidade pela saída de um veículo. Como consequência, os tempos de recarga tendem a ser maiores, resultando em um aumento artificial da taxa de ocupação e, consequentemente, em distorções nos resultados da simulação.

C. Eclipse SUMO

O *SUMO* (Simulação de Mobilidade Urbana) é um pacote de simulação de tráfego de código aberto, projetado para lidar com grandes redes e que inclui um amplo conjunto de ferramentas [19]. No contexto deste trabalho, a ferramenta *activitygen* foi utilizada para estimar a distância percorrida pelos VEs de uso particular, subsidiando a determinação do SoC no instante de recarga e a estimativa do consumo energético associado às recargas em ELs e ESs. Para os VEs que recarregam em ERs (táxis), a distância média diária foi obtida por meio de pesquisa realizada com motoristas locais. Todo o processo de simulação foi controlado por meio da interface *Traffic Control Interface* (*TraCI*), utilizada em conjunto com a linguagem *Python*.

1) Activitygen: Essa ferramenta gera uma demanda de tráfego a partir da descrição da população presente em uma região, considerando características demográficas como número de habitantes, domicílios, distribuição etária, taxa de motorização e níveis de emprego. Para isso, utiliza um modelo de tráfego baseado em atividades, contemplando trabalho, escola e lazer, cujos horários de início e término são definidos por distribuições temporais que reproduzem padrões reais de deslocamento diário. A localização das residências, empregos e escolas é distribuída espacialmente na rede viária, influenciando as origens e destinos das viagens. Os meios de transporte suportados incluem deslocamentos a pé, bicicleta, carro e ônibus.

D. OpenDSS

O *OpenDSS* é uma ferramenta de simulação bastante usada para analisar redes de distribuição de energia elétrica. O

software funciona com base em scripts, nos quais cada parte do sistema é descrita como um objeto com características próprias [21].

Para a modelagem da rede elétrica no OpenDSS, foram representados os sistemas de média e baixa tensão. A subestação, juntamente com seu transformador principal, foi modelada por meio do elemento *Circuit*, responsável por definir a fonte de suprimento e os parâmetros iniciais do sistema. As linhas de média e de baixa tensão foram representadas pelos objetos *Line* e *LineCode*, os transformadores pelo objeto *Transformer* e as cargas convencionais pelo objeto *Load*. Por fim, os eletropostos de recarga foram modelados utilizando o objeto *Storage*, operando no modo *follow*, no qual o dispositivo absorve potência da rede para realizar o carregamento de sua bateria. Uma representação esquemática da rede modelada é apresentada na Fig. 2.

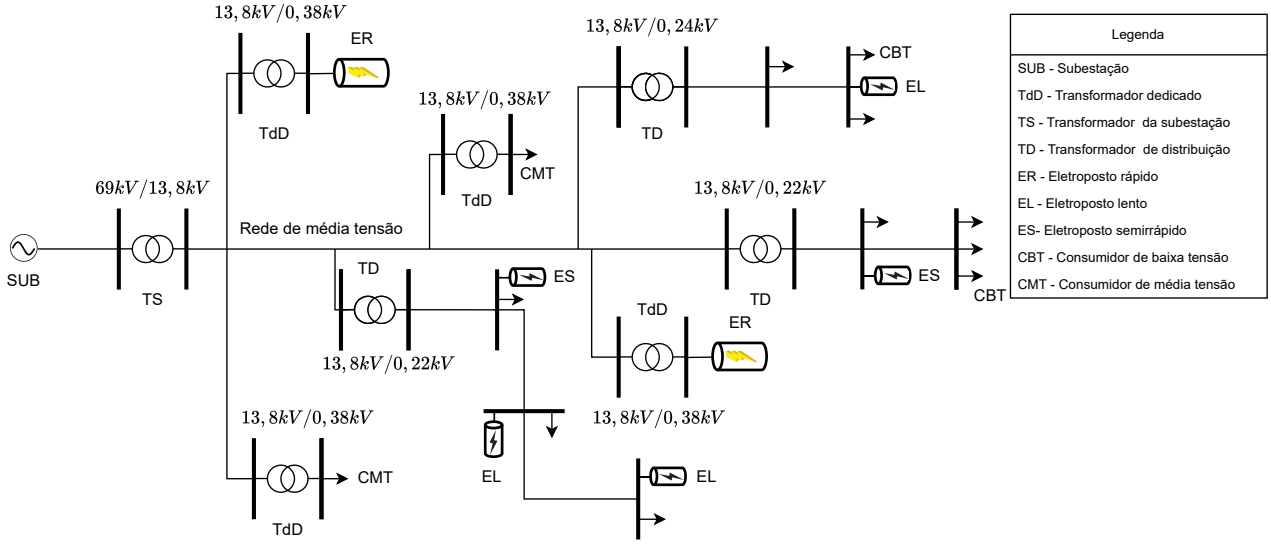


Fig. 2. Representação esquemática da rede modelada.

III. METODOLOGIA

A metodologia adotada para avaliar o impacto da integração de VEs na rede de distribuição envolve a combinação de dados da rede elétrica com a simulação de tráfego. O fluxograma apresentado na Fig. 3 representa as etapas consideradas no estudo.

A. Modelagem da Rede Elétrica e do Sistema de Tráfego

Inicialmente foi escolhido um alimentador real de distribuição para modelar no *OpenDSS*. Para isso foram utilizadas as informações da Base de Dados Geográficos da Distribuidora (BDGD), disponibilizada pela Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL), no caso do Brasil. A conversão desses dados para o formato do *OpenDSS* foi realizada por meio de um script em *MATLAB*, baseado em [22].

A etapa seguinte consistiu na estimativa do consumo energético dos VEs no instante de recarga, conforme descrito nas Seções II-B e II-C. Para os veículos de uso privado, foi desenvolvido um modelo de tráfego urbano no *Eclipse SUMO* para calcular as distâncias percorridas. Em complemento, para os veículos de uso público (táxis), a distância média diária foi obtida por meio de uma pesquisa de campo realizada diretamente com motoristas locais.

B. Método de Simulação Probabilístico

Como base, foi utilizado o método proposto em [14], que utiliza simulação de série temporal baseada no método de Monte Carlo, englobando as características elétricas e comportamentais de todos os tipos de eletropostos existentes. Porém, neste trabalho esse método foi explorado de uma forma um pouco diferente, principalmente para definir as quantidades de estações de carregamento rápido para cada etapa (iteração da simulação de Monte Carlo). Dessa forma, estabeleceu-se inicialmente um número preliminar de ERs e, com base na taxa de ocupação obtida nas simulações, esse quantitativo foi ajustado, aumentando-o quando superior a 70% e reduzindo-o quando inferior a 30%, até que o cenário atendesse aos critérios definidos. A faixa de 30% a 70% foi adotada com base na viabilidade econômica do eletroposto, pois valores muito baixos indicam subutilização da infraestrutura e baixa rentabilidade, enquanto valores muito elevados podem indicar saturação do serviço e necessidade de novos investimentos, comprometendo a qualidade do atendimento e o equilíbrio financeiro do sistema.

No método proposto, identificam-se os casos extremos dentro das simulações, que são a pior e a melhor etapa da simulação de Monte Carlo para cada cenário. O pior caso foi considerado aquele que apresentou a menor tensão mínima diária, enquanto o melhor caso foi o que obteve a maior tensão mínima diária em qualquer ponto do alimentador. A Fig. 4 ilustra o método proposto de simulação de Monte Carlo.

Para a implementação do método proposto na Fig. 4, define-se inicialmente a quantidade total de VEs a serem considerados na simulação, bem como os tipos de eletropostos a serem modelados. A estimativa do número de VEs baseia-se na frota total de veículos leves da região de interesse, obtida a

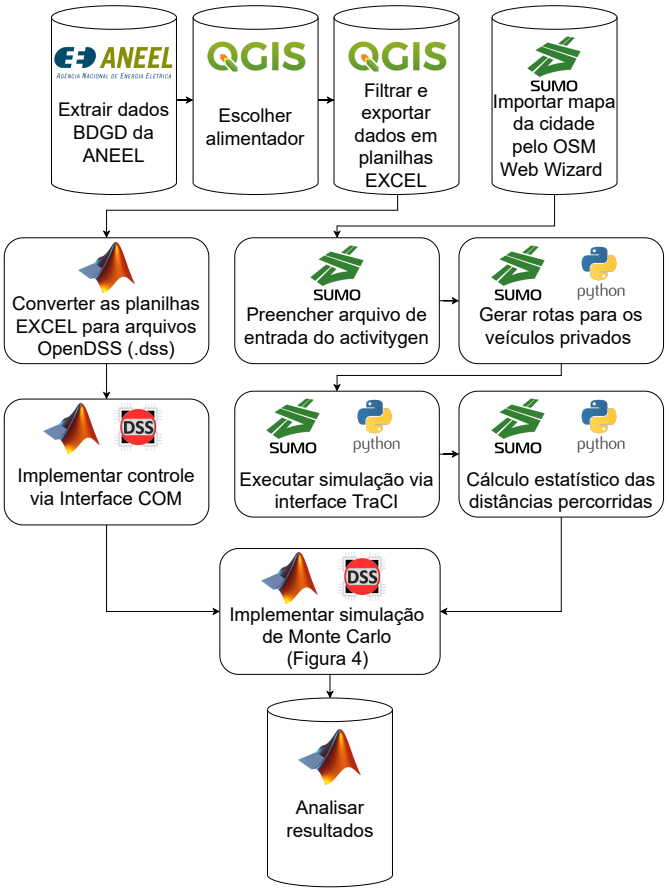


Fig. 3. Etapas do método de co-simulação adotado.

partir de bases de dados oficiais disponibilizadas por órgãos de trânsito. A partir desse total, a quantidade de VEs é distribuída de forma proporcional entre os alimentadores da rede elétrica em estudo. Quanto aos eletropostos, podem ser considerados os tipos mais comuns encontrados no mercado.

Em seguida, parametrizam-se as variáveis de entrada (SoC_i, horário de início da recarga, quantidade de ERs e taxa de penetração de VEs). Os parâmetros de distância percorrida e seus desvios-padrão vêm da simulação de mobilidade urbana (Seção II-C) para veículos particulares e da pesquisa de campo para as frotas de táxi.

Por fim, executam-se simulações de fluxo de potência em série temporal para a extração de indicadores técnicos relevantes, tais como os perfis de tensão, carregamento de transformadores e perdas nas redes de média e baixa tensão, repetidas em múltiplas iterações cujos resultados são consolidados pelos cálculos estatísticos. A simulação encerra ao atingir a convergência ou o limite máximo de iterações.

IV. Estudo de Caso

Nesta seção apresenta-se o alimentador escolhido e os resultados obtidos com o método proposto. Foi selecionado um alimentador em uma cidade do interior de Minas Gerais, Brasil, mostrado na Fig. 5 com suas principais características técnicas.

Para avaliar os impactos da instalação de eletropostos, foram definidos cinco cenários. O Cenário 1 é o caso base, com

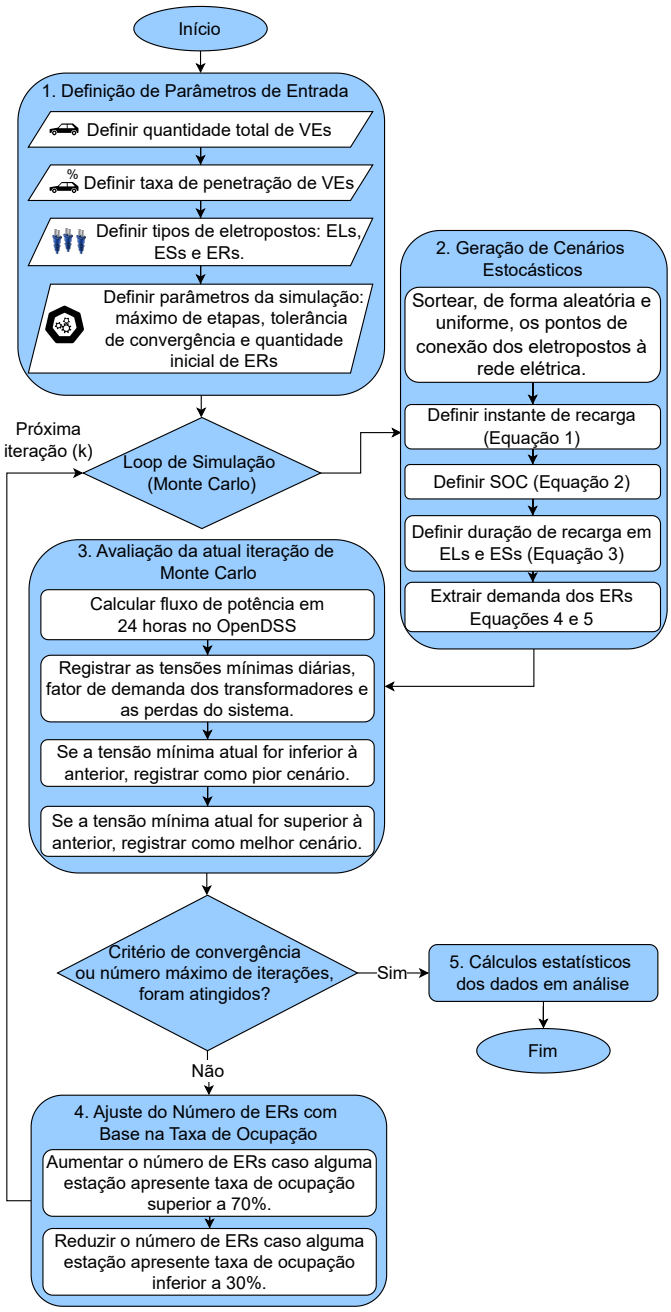
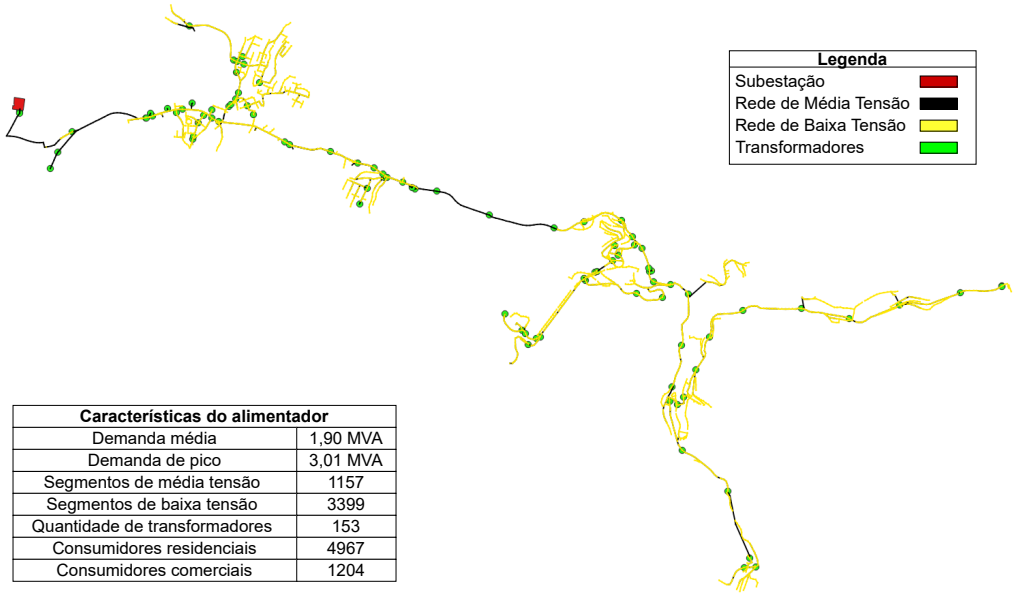


Fig. 4. Método da simulação de Monte Carlo para inserção de eletropostos na rede de distribuição.

apenas as cargas já existentes. O Cenário 2 simula a inserção inicial projetada para o ano de 2027, com 10% de VEs na frota. O Cenário 3 avalia a expansão para 50% de penetração, previsto para 2054. O Cenário 4 representa a saturação do sistema, com 100% de penetração, estimada para 2088. O Cenário 5 é uma análise de sensibilidade sobre o Cenário 4, mantendo 100% de VEs mas deslocando o início das recargas lentas para as 23:00 horas. A partir do Cenário 4, realizou-se ainda uma análise de sensibilidade mais detalhada variando separadamente o horário médio de recarga lenta e a proporção de veículos migrados do modo lento para o rápido (Seção IV-E).

A projeção acima foi estimada usando como base o relatório da Empresa de Pesquisa Energética (EPE) [23], que apresenta a



Características do alimentador	
Demanda média	1,90 MVA
Demanda de pico	3,01 MVA
Segmentos de média tensão	1157
Segmentos de baixa tensão	3399
Quantidade de transformadores	153
Consumidores residenciais	4967
Consumidores comerciais	1204

Fig. 5. Alimentador escolhido para o estudo de caso.

evolução histórica do licenciamento de PHEV (Veículo Híbrido Plug-in - *Plug-in Hybrid Electric Vehicle*) e BEV (Veículo Elétrico a Bateria - *Battery Electric Vehicle*) no Brasil desde 2012.

A frota total de veículos leves na região é de 32.564 unidades, segundo dados do SENATRAN [24]. Como a área é atendida por nove alimentadores, estimou-se que o alimentador analisado atenda cerca de 3.618 veículos leves, valor adotado como limite máximo para o cenário de 100% de penetração (Seção III-B).

Para cada cenário de penetração, o número de VEs que realizaram recarga em um dia útil foi obtido pela aplicação da respectiva taxa de penetração sobre esse total. Em seguida, os veículos foram distribuídos entre as modalidades de recarga, considerando 12% para carregamento rápido, 18% para semirrápido e 70% para carregamento lento. Por fim, os ERs foram alocados aleatoriamente aos pontos de média tensão, enquanto os ESs e os ELs foram associados aleatoriamente aos consumidores comerciais e residenciais, respectivamente.

A Tabela I resume os VEs considerados neste estudo, contemplando os 12 modelos mais emplacados no Brasil (ABVE [25]), em que kWh é a capacidade nominal da bateria, $Max\ KW$ a potência máxima de recarga e km a autonomia. O modelo de VE de cada usuário foi sorteado por distribuição de probabilidade ponderada, proporcional ao número de emplacamentos de cada modelo, refletindo a representatividade do mercado nacional.

A Tabela II apresenta os eletropostos adotados na simulação e suas principais características técnicas. Quanto às distâncias percorridas, os veículos particulares, simulados no SUMO, resultaram em média de 14,85 km e desvio padrão de 7,20 km. Já os táxis, via pesquisa de campo, em 230,59 km e desvio padrão de 67,66 km.

Alguns dos principais parâmetros de entrada para a *activitygen*, como número de habitantes (83.791) e a faixa etária da população, foram estimados a partir de dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) [20]. O

TABELA I
CARACTERÍSTICAS DOS VEÍCULOS ELÉTRICOS UTILIZADOS NA SIMULAÇÃO

Modelo	Tipo	kWh	$Max\ kW$	km
DOLPHIN MINI GS5EV	BEV	38	40	280
SONG PLUS GS DM	PHEV	18,3	6,6	68
HAVAL H6 PHEV 19	PHEV	19	33	74
DOLPHIN MINI GS EV	BEV	38	40	280
SONG PRO GS DM	PHEV	18,3	6,6	68
DOLPHIN GS 180EV	BEV	60	60	291
HAVAL H6 GT	PHEV	34	48	116
KING GS DM	PHEV	18,3	6,6	80
HAVAL H6 PREM PHEV	PHEV	34	6,6	113
YUAN PRO GS 290EV	BEV	45,1	60	250
DOLPHIN PLUS 310EV	BEV	80	80	330
ORA 03 SKIN BEV48	BEV	64	64	232

número de domicílios (25.240) foi estimado com base em publicação Estimativa do Número de Domicílios por Tipo de Domicílio [26].

TABELA II
MODELOS DE ELETROPOSTOS UTILIZADOS NA SIMULAÇÃO

Tipo	Fabricante	Modelo	kW	kV / Plugues
EL	NeoCharge	NC12	3,7	0,12 - 0,22 / 1
EL	NeoCharge	NC100	3,7	0,12 - 0,22 / 1
ES	NeoCharge	NC5000	7,4	0,22 / 1
ES	NeoCharge	NC6000	22	0,22 / 1
ES	NeoCharge	NC4000S	22	0,22 / 1
ER	WEG	WEMOBS-060	60	0,38 / 2
ER	WEG	WEMOBS-080	80	0,38 / 2
ER	WEG	WEMOBS-120	120	0,38 / 2
ER	WEG	WEMOBS-160	160	0,38 / 2
ER	WEG	WEMOBS-180	180	0,38 / 2
ER	WEG	WEMOBS-240	240	0,38 / 2

A. *Análise do Perfil de Tensão*

Analisando a Fig. 6, observa-se que, nos Cenários 1 e 2, o alimentador mantém as tensões mínimas nas barras de baixa

tensão dentro dos limites do PRODIST [27], permanecendo na faixa normalizada de 0,92 a 1,05 p.u. para sistemas com tensão inferior a 2,3 kV.

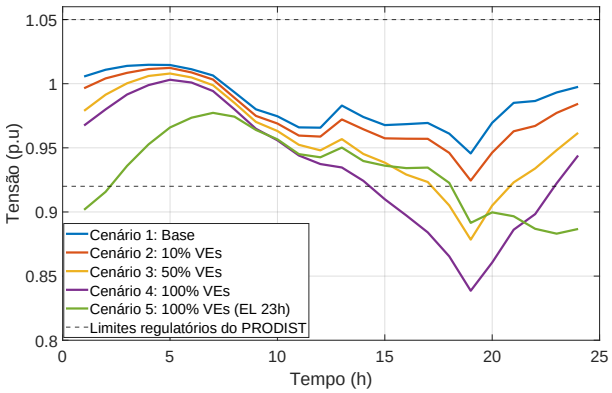


Fig. 6. Perfil médio diário do valor mínimo de tensão nas barras de baixa tensão.

Com o aumento da inserção de eletropostos, o impacto mais significativo ocorre na rede secundária. Nos Cenários 3 e 4, o sistema opera em condições críticas, com violações severas do limite mínimo normativo por volta das 19 horas.

O Cenário 5 suaviza a queda abrupta das 19 horas observada no Cenário 4 ao deslocar as recargas lentas para as 23 horas. Contudo, a alta demanda é transferida para o período noturno e para a madrugada, gerando novo afundamento que ainda mantém a rede abaixo de 0,92 p.u. nesse intervalo. Nas barras de média tensão, embora não apresentados graficamente, não foram observadas violações em nenhum cenário.

A Tabela III apresenta as estatísticas da tensão mínima por cenário, onde $\bar{V}_{\min}$ representa a média, s o desvio padrão e $IC_{95\%}$ o intervalo de confiança de 95%, definido por:

$$CI_{95\%} = \bar{x} \pm t_{0.975,N-1}\frac{s}{\sqrt{N}} \tag{6}$$

onde $\bar{x}$ e s são a média e o desvio padrão amostrais, $t_{0.975,N-1}$ é o valor crítico da distribuição t de Student com $N-1$ graus de liberdade e N é o tamanho da amostra [30].

TABELA III
ESTATÍSTICAS DA TENSÃO MÍNIMA DIÁRIA POR CENÁRIO

Cenário	$V_{\min}$	s	$IC_{95\%}$
Cenário 2	0,9236	0,0089	[0,9219; 0,9253]
Cenário 3	0,8779	0,0128	[0,8759; 0,8799]
Cenário 4	0,8358	0,0162	[0,8333; 0,8383]
Cenário 5	0,8690	0,0132	[0,8671; 0,8708]

A Fig. 7 apresenta a evolução da tensão mínima diária nas iterações de Monte Carlo. A estabilização da média móvel comprova a convergência em todos os cenários, atendida quando a diferença entre médias consecutivas é inferior a 1×10^{-6} ou ao atingir 200 iterações. A dispersão cresce com a penetração de VEs, sendo máxima no Cenário 4 (Tabela III). No Cenário 5, o deslocamento da recarga eleva o patamar de convergência (de 0,8358 p.u. para 0,8690 p.u.), mitigando as condições extremas de subtensão.

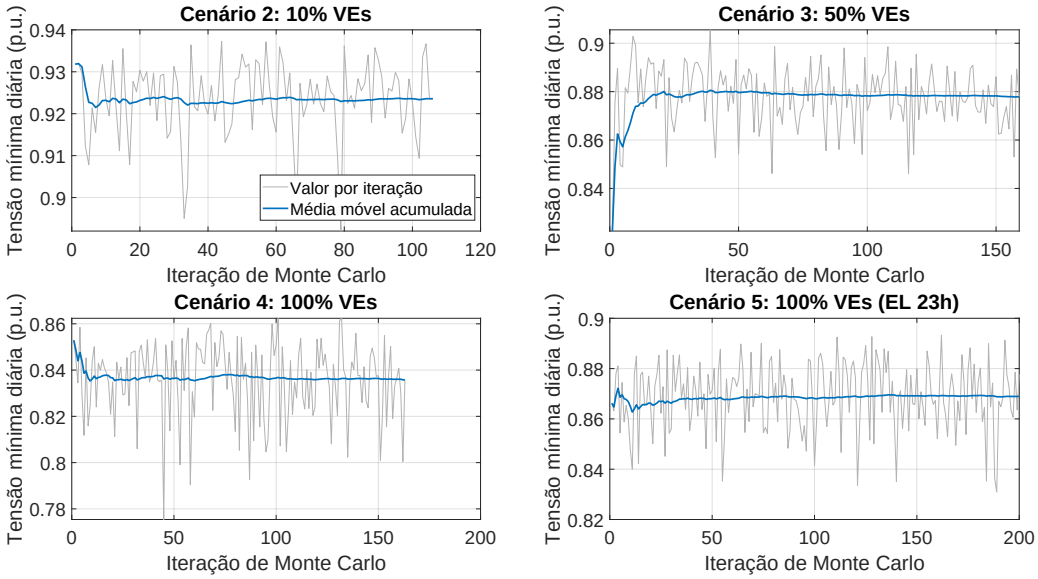


Fig. 7. Convergência de Monte Carlo e dispersão da tensão mínima diária por cenário.

B. Carregamento de Transformadores de Distribuição

A Fig. 8 apresenta a evolução do número de transformadores em sobrecarga nos cenários analisados. No Cenário 1, não há registros de sobrecarga, indicando que a rede atual atende adequadamente à demanda convencional. No Cenário 2, o impacto é ainda reduzido, concentrado às 19 horas, com $2 \pm 1,1$ ($\pm$ indica o desvio padrão) equipamentos afetados e fator de demanda de $105,7\% \pm 7,7\%$.

Com 50% de VEs, o sistema já apresenta sinais claros de saturação. A janela de sobrecarga se alarga, estendendo-se das 18 às 21 horas, e, no pico (19 horas), o número médio de transformadores afetados chega a $15 \pm 2,1$, com fator de demanda de $119,7\% \pm 14,3\%$. No Cenário 4, a situação torna-se crítica e evidencia que a infraestrutura atual não

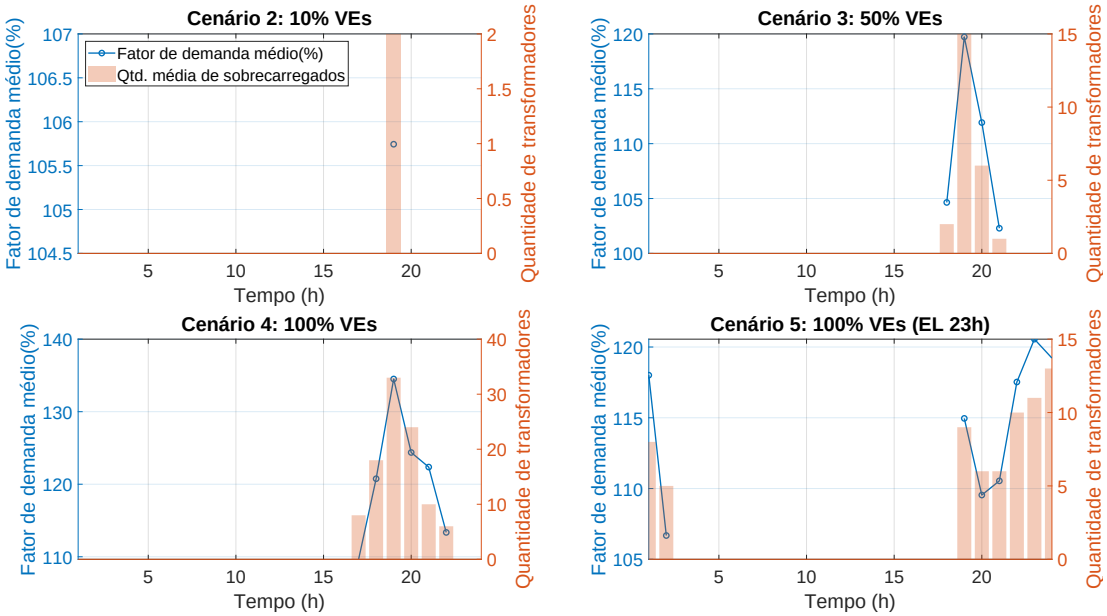


Fig. 8. Análise temporal da sobrecarga de transformadores baseada no fator de demanda médio obtido via simulação de Monte Carlo.

suporta a eletrificação total sem reforços. No momento de maior estresse (19 horas), $33 \pm 2,7$ equipamentos operam acima de sua capacidade, com fator de demanda de $134,5\% \pm 25,5\%$. Já no Cenário 5, o deslocamento das recargas lentas transfere o pico de sobrecarga para as 24 horas e reduz o número médio de transformadores afetados de 33 para $13 \pm 2,5$, com fator de demanda de $119,2\% \pm 14,4\%$. Esse resultado alivia de forma perceptível os impactos extremos observados no Cenário 4.

C. Perdas Técnicas de Potência Ativa do Sistema

A evolução das perdas de potência ativa nos cinco cenários é apresentada na Fig. 9, segmentando a energia dissipada diariamente em três componentes: Transformadores (Trafo), Rede de Média Tensão (MT) e Rede de Baixa Tensão (BT).

O aumento da penetração de VEs resulta em crescimento expressivo da energia total perdida por dia, com predominância das perdas nos transformadores em todos os casos. No Cenário 1, a perda total é de aproximadamente 1800 kWh/dia (cerca de 1150 kWh/dia nos transformadores). No Cenário 4, a perda total ultrapassa 4250 kWh/dia, com transformadores superando 2000 kWh/dia e rede de média tensão em aproximadamente 1600 kWh/dia. O Cenário 5 apresenta leve redução em relação ao Cenário 4, totalizando cerca de 4050 kWh/dia.

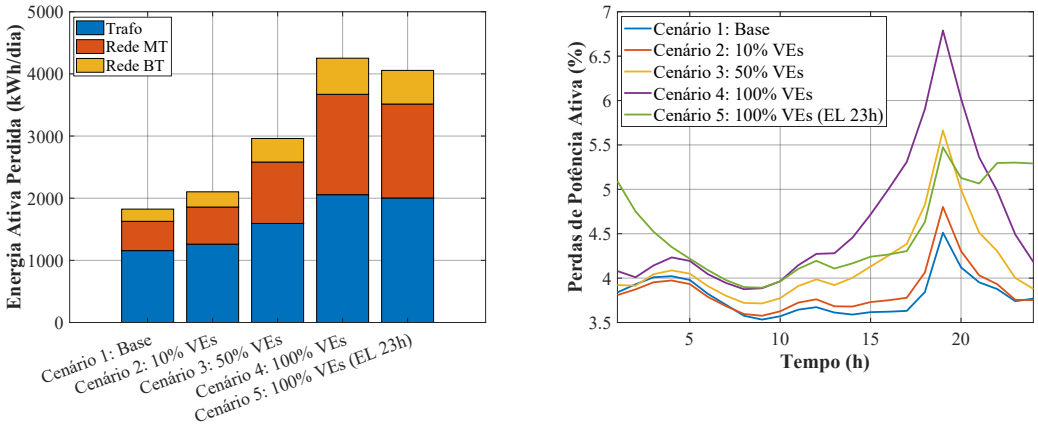


Fig. 9. Decomposição da energia ativa diária dissipada e evolução temporal percentual das perdas.

Percentualmente, o maior impacto ocorre no horário de ponta (19 horas), mas os valores permanecem aceitáveis para sistemas de distribuição. No Cenário 4, a perda máxima atinge 6,79%. O Cenário 5 reduz o pico das 19 horas para cerca de 5,45%, mas transfere parte do estresse ao período noturno, elevando novamente as perdas para cerca de 5,3% no fim do dia.

D. Adequação da Oferta de Recarga Rápida e Análise de Casos Extremos

Como mencionado (Seção III-B), a simulação de Monte Carlo também foi utilizada para determinar a quantidade ideal de eletropostos rápidos em cada cenário, além de identificar os melhores e piores casos, correspondentes às etapas com maior

e menor tensão mínima diária observada.

Os resultados de convergência, apresentados na Fig. 10, indicam que, no Cenário 2, a quantidade de ERs estabilizou entre 2 e 3 unidades, com taxas de ocupação entre 44,43% e 56,34%. No Cenário 3, a infraestrutura exigiu expansão, estabilizando entre 11 e 14 unidades, com ocupação entre 37,47% e 65,10%. No Cenário 4, a estabilidade foi atingida com 24 a 27 eletropostos rápidos, operando entre 37,21% e 68,49% de ocupação.

Para validar o limiar de 30% de taxa de ocupação utilizado no dimensionamento, foi conduzida uma análise de viabilidade econômica. Os principais parâmetros adotados para o cálculo estão resumidos na Tabela IV.

Com base nesses dados, calculou-se o Valor Presente Líquido (VPL), a Taxa Interna de Retorno (TIR) e o tempo de retorno do investimento (Payback descontado) para os ERs. A Tabela V apresenta os resultados econômicos para os quatro primeiros modelos de equipamentos simulados, assumindo a taxa de ocupação mínima de 30%. Os indicadores demonstram que, mesmo operando nesse limite inferior estipulado pela metodologia, os postos apresentam viabilidade econômica. Todos registram VPL positivo e TIR superior à taxa de desconto, garantindo a sustentabilidade financeira da infraestrutura de recarga.

Os resultados dos melhores e piores casos de tensão mínima diária, via Monte Carlo, estão na Tabela VI. A distância entre esses extremos aumenta com a penetração de VEs. No Cenário 2, as tensões mantêm-se elevadas e com baixa diferença, nos Cenários 3 e 4, há redução progressiva, mais crítica no Cenário 4 (mínima de 0,7754 p.u.). Já o Cenário 5 demonstra a eficácia do deslocamento das recargas lentas para as 23 horas, elevando a tensão mínima para 0,8309 p.u. e reduzindo a diferença entre os extremos, aliviando a rede.

Para compreender a causa raiz dessa discrepância, comparou-se as curvas de demanda agregada dos VEs, apresentada na Fig. 11, sobrepondo o "Pior Caso" e o "Melhor Caso" do Cenário 4. Os resultados mostram que a discrepância na tensão mínima decorre da combinação entre o comportamento temporal da demanda e a alocação espacial das recargas. Embora a diferença no pico de demanda global seja de apenas 32,91 kW, a distribuição aleatória

TABELA IV
PARÂMETROS ADOTADOS PARA A ANÁLISE DE VIABILIDADE ECONÔMICA

Parâmetro	Valor	Referência
Custo do equipamento (R$/kW)	1.900,00	Yellot [28]
Infraestrutura e instalação (R$)	50.000,00	Yellot [28]
Tarifa de energia ponta (R$/kWh)	2,28	CEMIG A4 Verde [29]
Tarifa de energia fora ponta (R$/kWh)	0,45	CEMIG A4 Verde [29]
Tarifa de demanda (R$/kW-mês)	22,81	CEMIG A4 Verde [29]
Tarifa cobrada na recarga (R$/kWh)	2,00	TUPI Recarga
Manutenção anual (% do CAPEX)	3,00	Estimado
Taxa de desconto (% a.a.)	10,00	Padrão
Vida útil (anos)	10,00	Padrão

TABELA V
RESULTADOS DA VIABILIDADE ECONÔMICA PARA 30% DE TAXA DE OCUPAÇÃO

Modelo	kW	VPL (R$ mil)	TIR (%)	Payback (anos)
WEMOBS-060	60	511.68	70,00	1,62
WEMOBS-080	80	634.44	69,70	1,63
WEMOBS-120	120	477.15	44,10	2,63
WEMOBS-160	160	319.87	28,90	4,02

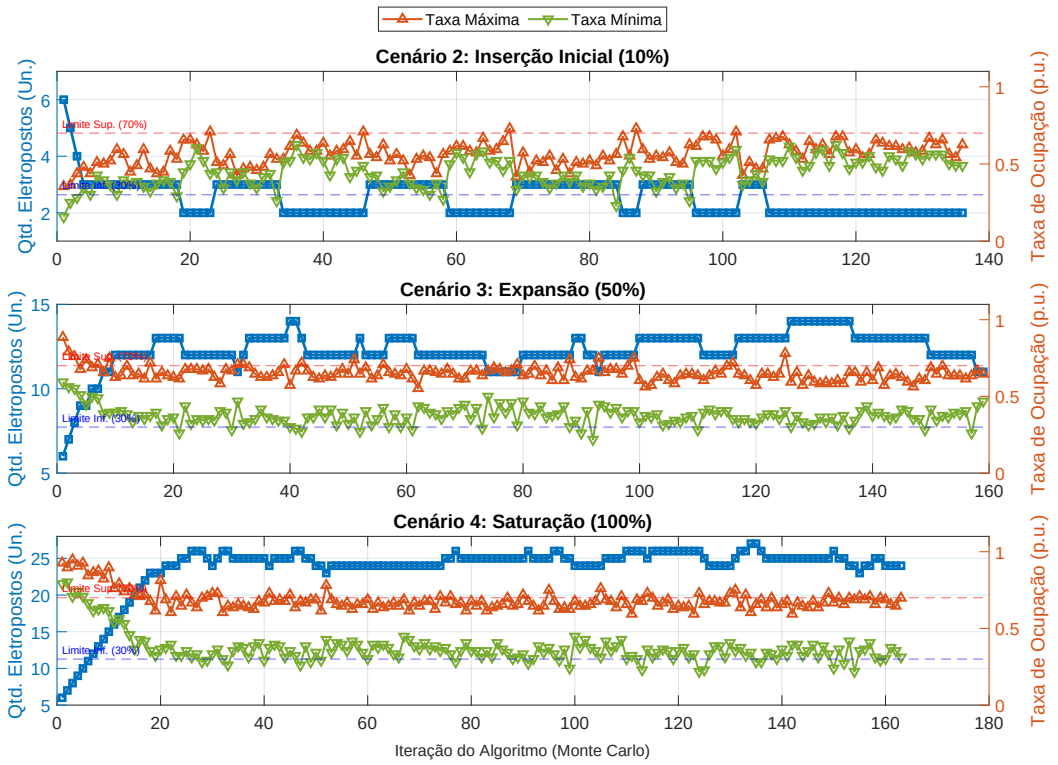


Fig. 10. Quantidade de eletropostos rápidos de acordo com a taxa de ocupação no processo de Simulação de Monte Carlo.

TABELA VI
VALORES MÍNIMO E MÁXIMO DE TENSÃO PARA DIFERENTES CENÁRIOS DE PENETRAÇÃO DE VES

Cenários	Tensão_Min	Tensão_Max	Max - Min
Cenário 2	0.8920	0.9373	0.0452
Cenário 3	0.8224	0.9055	0.0831
Cenário 4	0.7754	0.8624	0.0870
Cenário 5	0.8309	0.8933	0.0624

do Monte Carlo gerou cenários elétricos distintos. No pior caso, houve concentração desfavorável de carga associada a forte desequilíbrio na rede secundária, na barra mais crítica (BT_679135_T66), a tensão na fase 3 caiu para 0,7754 p.u., enquanto a fase 1 manteve-se em 0,9350 p.u., evidenciando o impacto de recargas simultâneas concentradas em uma mesma fase em um trecho do circuito. No melhor caso, a demanda foi distribuída de forma mais eficiente ao longo do tempo e balanceada espacialmente, limitando o afundamento máximo a 0,8624 p.u. (barra BT_2292026_T99).

E. Análise de Sensibilidade

Para avaliar a resposta da rede às variações nos parâmetros de entrada, realizou-se uma análise de sensibilidade tomando o Cenário 4 como referência. Inicialmente, variou-se de forma independente o horário médio de recarga dos VEs em ELs, considerando os valores de 1, 2, 3, 16, 18, 21 e 23 horas. Em seguida, avaliou-se a migração da proporção de VEs de ELs para ERs, mantendo fixa a quantidade de VEs em ES (18%), com as proporções EL(%)/ER(%) de 70/12, 65/17, 60/22, 55/27 e 50/32. Para cada ponto, foram extraídos a tensão mínima diária e o número de transformadores em sobrecarga, com médias e intervalos de confiança de 95%.

A Fig. 12(a) mostra que a tensão mínima piora à medida que o horário se aproxima das 18 horas, coincidindo com o pico de demanda residencial, e melhora nos extremos da varredura. O número de transformadores sobrecarregados segue o mesmo padrão, com pico próximo de 18 horas. Esse resultado confirma que a sobreposição temporal entre a recarga e a demanda residencial é o principal fator de estresse na rede.

A Fig. 12(b) mostra que a tensão mínima melhora e o número de transformadores sobrecarregados cai à medida que mais VEs migram para ER. Isso ocorre porque os eletropostos rápidos são conectados diretamente à rede de média tensão, aliviando a rede de baixa tensão, que é mais sensível a quedas de tensão nas extremidades dos circuitos.

V. CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma metodologia para avaliar os impactos da instalação de eletropostos em uma rede real de distribuição. A abordagem combinou simulação de tráfego urbano no Eclipse SUMO, dados de pesquisa de campo e histórico de aplicativos, modelagem probabilística da demanda e análise elétrica em série temporal no OpenDSS. Com isso, foi possível representar o comportamento dos usuários de VEs, a variação da demanda de eletropostos ao longo do dia e a interação entre o sistema de transporte e a rede elétrica.

Os resultados mostraram que, com 10% de penetração de VEs, o alimentador ainda opera de maneira marginalmente adequada. No entanto, com o aumento da penetração para 50% e 100%, surgem problemas mais relevantes, como quedas de tensão na rede secundária, aumento significativo no número de transformadores sobrecarregados e crescimento das perdas técnicas, devido à recarga simultânea no período noturno.

Além disso, o ajuste iterativo da quantidade de eletropostos rápidos com base na taxa de ocupação mostrou-se eficiente.

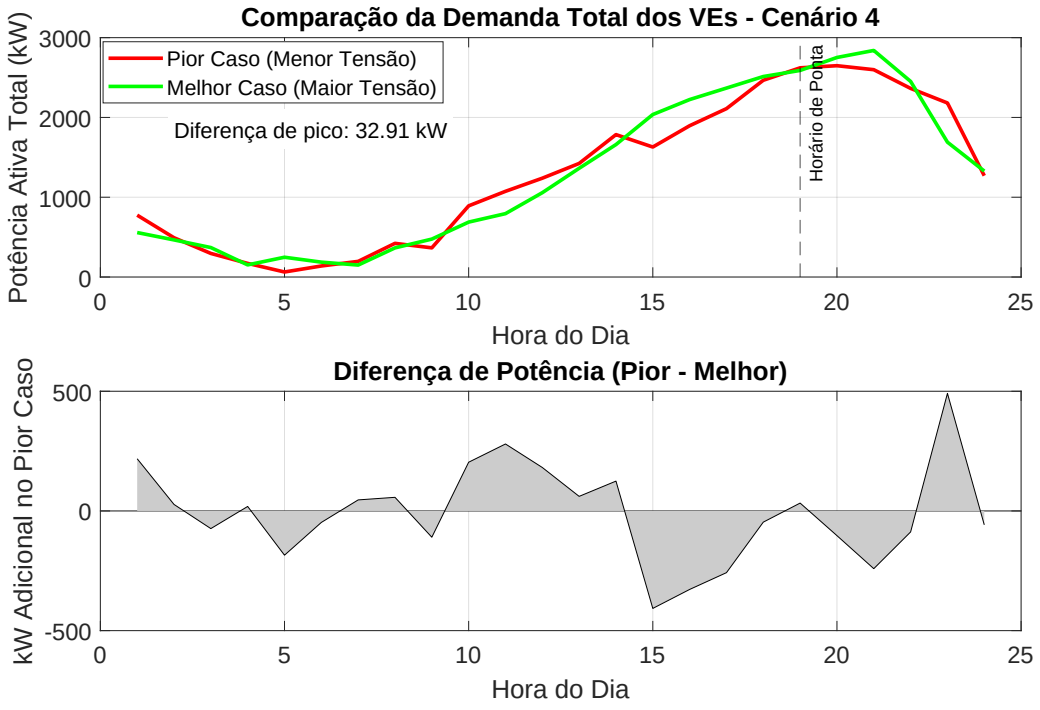


Fig. 11. Comparação da demanda total dos VEs - Cenário 4

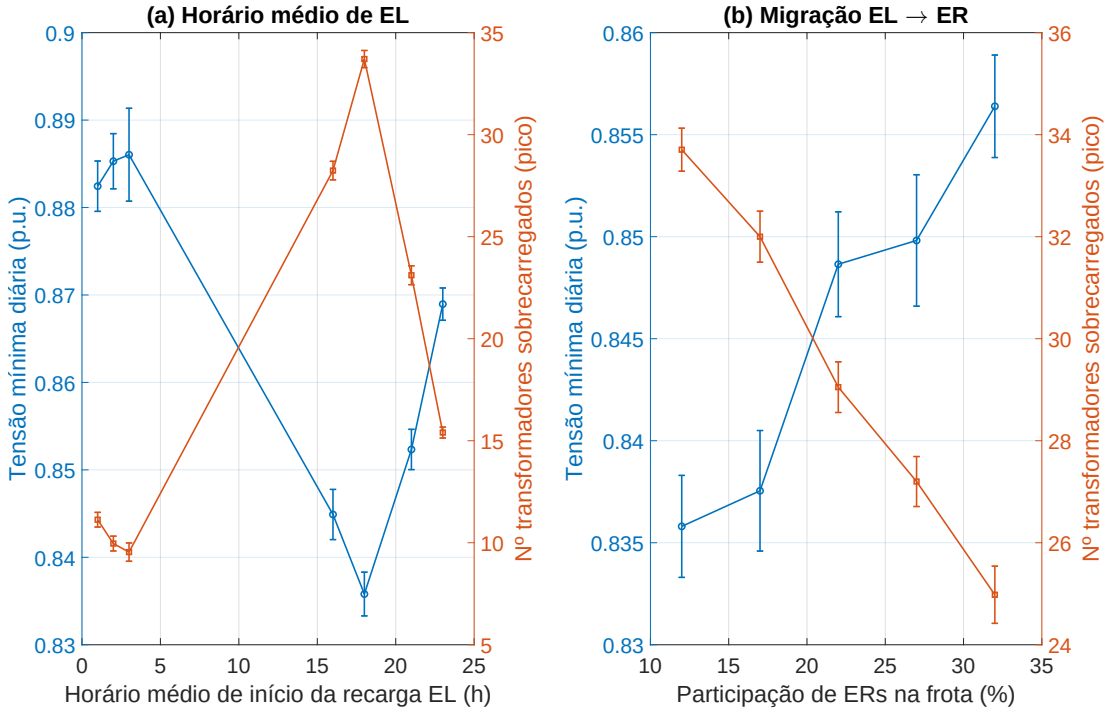


Fig. 12. Análise de sensibilidade da rede elétrica no Cenário 4.

A viabilidade econômica dessa estratégia foi confirmada pelo cálculo de indicadores financeiros, que asseguraram a rentabilidade da infraestrutura ao respeitar a taxa mínima estipulada de 30%. Adicionalmente, a análise de sensibilidade comprovou que deslocar o início das recargas lentas para depois das 21:00 horas ou madrugada, ou migrar carregamento dos VEs de EL para ER, reduz significativamente os impactos sobre a rede. Conclui-se que a expansão da mobilidade elétrica exigirá planejamento e investimentos graduais, principalmente no reforço da rede de baixa tensão e na adequação dos transformadores, sendo a metodologia proposta uma ferramenta útil para apoiar decisões estratégicas das distribuidoras de energia.

A. Limitações e Trabalhos Futuros

As principais limitações deste estudo são a aplicação da metodologia a um único alimentador, cujos resultados refletem uma topologia específica, e o foco exclusivo no diagnóstico dos impactos, sem simular estratégias para resolver os problemas identificados, como técnicas de otimização e meta-heurísticas. Como trabalhos futuros, sugere-se avaliar os impactos na qualidade de energia (desequilíbrios e harmônicos), simular estratégias de recarga inteligente (Smart Charging), dimensionar reforços físicos na infraestrutura (adequação de transformadores) e investigar a integração de geração solar e armazenamento nos eletropostos para mitigar os impactos na rede.

REFERÊNCIAS

[1] INTERNATIONAL ENERGY AGENCY. *Global EV Outlook 2025: Catching up with Climate Ambitions*. Paris, 2025. [Online]. Available: https://iea.blob.core.windows.net/assets/c3f7fb7b-4205-4fd6-a20e-afe14a9aa252/GlobalEVOutlook2025.pdf

[2] P. Silva, A. Cerveira, and J. Baptista, "*Impact of Electric Vehicle Charging Stations on Distribution Grids with PV Integration*," in *2023 International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies (ICECET)*. IEEE, 2023, doi: 10.1109/ICECET58911.2023.10389438.

[3] N. T. Hang and L. C. Kien, "*The impact of electric vehicle charging stations on voltage profile and power loss of distribution power networks*," in *2024 7th International Conference on Green Technology and Sustainable Development (GTSD)*. IEEE, pp. 504–509, 2024, doi: 10.1109/GTSD62346.2024.10675113.

[4] T. Boonraksa *et al.*, "*Impact of electric bus charging on the power distribution system: a case study IEEE 33 bus test system*," in *2019 IEEE PES GTD Grand International Conference and Exposition Asia (GTD Asia)*. IEEE, pp. 819–823, 2019, doi: 10.1109/GTDAsia.2019.8716023.

[5] P. R. G. Lima,"*Estudo dos impactos técnicos da inserção de carregadores de veículos elétricos em alimentadores de distribuição*," M.S. thesis, Univ. Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2023. [Online]. Available: https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/72113

[6] KUMAR, B. V.; FARHAN, A. M. A. A. "*A review of technical impact of electrical vehicle charging stations on distribution grid*," in *2023 International Conference on Recent Advances in Electrical, Electronics & Digital Healthcare Technologies (REEDCON)*, IEEE, 2023, p. 559–564. doi: 10.1109/REEDCON57544.2023.10150680.

[7] M. R. Khalid, M. S. Alam, A. Sarwar, and M. S. Jamil Asghar, "*A Comprehensive review on electric vehicles charging infrastructures and their impacts on power-quality of the utility grid*," in *eTransportation*, vol. 1, p. 100006, 2019, doi: https://doi.org/10.1016/j.etran.2019.100006. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2590116819300062

[8] W. W. Teixeira, "*Investigação do impacto da recarga de veículos elétricos na qualidade de energia de redes de distribuição de energia elétrica via análise de dados de medição*," M.S. thesis, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brazil, 2021. [Online]. Available: https://repositorio.unicamp.br/acervo/detalhe/1162169

[9] J. O. N. Wilson and T. T. Lie, "*Off-grid EV charging stations to reduce the impact of charging demand on the electricity grid*," in *2022 7th IEEE Workshop on the Electronic Grid (eGRID)*, 2022, doi: 10.1109/eGRID57376.2022.9990019.

[10] O. Chacón and P. Gavela, "*Analysis of the impact of the electric vehicles charging on distribution transformers*," in *2022 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON)*. IEEE, 2022, doi: 10.1109/ARGENCON55245.2022.9940013.

[11] S. Deeum, P. Bhumkittipich, N. Janjamraj, S. Romphochai, Y. Kongjeen, and K. Bhumkittipich, "*Impact Analysis of Distribution Network*

Integrated Electric Vehicles Based on Monte Carlo Algorithm," in *2023 IEEE Sustainable Power and Energy Conference (iSPEC)*. IEEE, 2023, doi: 10.1109/iSPEC58282.2023.10402948.

[12] T. Li, H. Wu, H. Chen, J. Wang, and T. Liu, "*Impact of Electric Vehicle Penetration on Power Distribution System Using Stochastic Monte Carlo Algorithm*," in *2024 International Conference on Power, Energy and Innovations (ICPEI)*. IEEE, 2024, doi: 10.1109/ICPEI61831.2024.10748820.

[13] L. Chen, Y. Xiang, J. Liu, and X. Wang, "*Analysis of the Impact of Urban Electric Vehicles' Charging Behavior Under Power-Traffic Coupling on the Voltage Stability of Distribution Network*," in *2023 Panda Forum on Power and Energy (PandaFPE)*. IEEE, 2023, doi: 10.1109/PANDAFPE57779.2023.10140930.

[14] R. Torquato, D. Salles, J. C. G. Andrade, P. C. M. Meira, and W. Freitas, "*Método para análise de impactos da mobilidade elétrica em redes de distribuição e a respectiva aplicação em sistemas brasileiros*," in *Congresso Brasileiro de Automática (CBA)*, 2018, doi: 10.20906/CBA2022/643. [Online]. Available: https://www.sba.org.br/open_journal_systems/index.php/cba/article/view/643

[15] J. S. Daza O. and A. C. Cristancho B., "*Application software for studying the impact of electric vehicle charging stations in distribution systems*," in *2021 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference – Latin America (ISGT Latin America)*. IEEE, 2021, doi: 10.1109/ISGTLatinAmerica52371.2021.9543084.

[16] Z. Jiang, H. Tian, M. J. Beshir, R. Sibagatullin, and A. Mazloomzadeh, "*Statistical Analysis of Electric Vehicles Charging, Station Usage and Impact on the Grid*," in *2016 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*. IEEE, 2016, doi: 10.1109/ISGT.2016.7781228.

[17] E. Raffoul and X. Li, "*Assessing the Impact of Electric Vehicle Charging on Residential Distribution Grids*," in *2025 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting (IAS)*. IEEE, 2025, doi: 10.1109/IAS62731.2025.11061427.

[18] Energisa, *NDU 042 — Fornecimento de energia para estações de recarga de veículo elétrico*, 2022. [Online]. Available: https://www.energisa.com.br/sites/energisa/files/media/documents/2025-02/NDU%20042%20-%20Fornecimento%20de%20energia%20para%20esta%C3%A7%C3%B5es%20de%20recarga%20de%20ve%C3%ADculo%20el%C3%A9trico.pdf

[19] *Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR)*, SUMO Documentation. [Online]. Available: https://sumo.dlr.de/docs/index.html

[20] *Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE*. [Online]. Available: https://www.ibge.gov.br/

[21] R. C. Dugan, *The Open Distribution System Simulator (OpenDSS)*. [Online]. Available: https://sourceforge.net/projects/electricdss/files/OpenDSS/OpenDSSManual.pdf/download

[22] H. da Silva, "*Ferramenta computacional para criação de modelos de alimentadores reais de distribuição no OpenDSS a partir de dados disponibilizados pela ANEEL*," 2022. [Online]. Available: https://repositorio.ifsc.edu.br/handle/123456789/2559

[23] Empresa de Pesquisa Energética, *Demanda de Energia dos Veículos Leves: 2024–2033*, 2023. [Online]. Available: https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-331/topico-694/NT-EPE-DPG-SDB-2023-04_Demanda_Ve%C3%ADculos_Leves_2024-2033.pdf

[24] Secretaria Nacional de Trânsito (SENATRAN), *Estatísticas – Frota de Veículos – SENATRAN*, 2025. [Online]. Available: https://www.gov.br/transportes/pt-br/assuntos/transito/conteudo-Senatran/frota-de-veiculos-2025

[25] Associação Brasileira do Veículo Elétrico, *Site Oficial da ABVE*, 2025. [Online]. Available: https://abve.org.br/

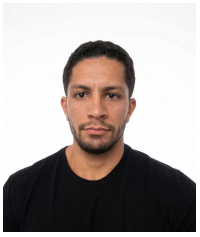
[26] Observatório do Trabalho do Estado de Minas Gerais – DIEESE, *Estimativa do Número de Domicílios por Tipo de Domicílio, Minas Gerais, BR*. [Online]. Available: https://minasgerais.dieese.org.br/ws2/tabela/4086

[27] ANEEL, *Anexo VIII da Resolução Normativa n.º 956, de 7 de dezembro de 2021: Disposição sobre Qualidade do Fornecimento de Energia Elétrica – Módulo 8 – PRODIST. Seção 8.1: Qualidade do Produto*. 2021. [Online]. Available: https://www2.aneel.gov.br/cedoc/aren2021956_2_7.pdf

[28] Yellot, *Quanto custa investir em um mini hub de carregadores para carros elétricos?*. 2024. [Online]. Available: https://yellotmob.com.br/mobilidade-eletrica/quanto-custa-investir-em-um-mini-hub-de-carregadores-para-carros-eletricos/

[29] CEMIG, *Tarifas de Energia Elétrica*. 2024. [Online]. Available: https://www.jrubens.eng.br/download/tarifas.pdf

[30] MONTGOMERY, Douglas C.; RUNGER, George C. *Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros*. 4. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2009.



Eutran de Jesus Ramalho holds a degree in Electrical Engineering from the Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP), obtained in August 2026. He is currently pursuing a Master's degree in Electrical Engineering at the same university.



Juan Carlos Galvis Manso holds a Bachelor's degree (2004) and a Master's degree (2006) in Electrical Engineering from Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia, and a Ph.D. in Electrical Engineering from FEIS–UNESP (2010), with a sandwich program at the University of Zaragoza, Spain (2007–2008). He is currently an Associate Professor IV in the Department of Electrical Engineering at the Universidade Federal de Ouro Preto. He has experience in the field of Electrical Engineering, with an emphasis on Power Systems, mainly working on the following topics: planning, operation, and optimization of electrical systems.